

## KLASIFIKASI PERBANKAN DENGAN PENDEKATAN CART DAN MARS

Bambang Widjanarko Otok\*

### Abstract

Monitoring system have been come to need for performance of to banking in the future, as well as to know strategy implication with complex problems. However, that system if broken down into simple terminology, every individual can start to comprehend foreign exchange market and using it as a monetary invesment appliance for the future. Symptoms degradation of bank performance if known more early, hence bank management party to earn immediately some take action to save bank. That for needed by a model able to give system warning early. This research aim to to get model and classify banking performance in the future.

Modelling procedure of parametric is a more regular used by linear diskriminan of Fisher and of logistic regression that its result aimed at misclassified and interpretation of odds ratio. Modelling nonparametric, example classification trees elaborated pursuant to Recursive Partitioning Regression (RPR) by Breiman et. al. (1984). Friedman (1991), modifying limitation by method of Recursive Partitioning Regression (RPR), that recognized with Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). Buja, et. al. (2001), developing methodologies for classification by combining MARS and Classification and Regression Trees (CART). Agresti (1990), good classification method will yield a few error of classification (allocation) or opportunity of misclassification of small allocation. For that will study by monitoring system (classification and modelling) banking with approach of CART and MARS.

Result of research indicate that classification of banking influenced variable by Gross Profit Rasio ( $X_1$ ), Interest Margin on Loans ( $X_9$ ) and Non Performing Loans to Total Loans ( $X_{21}$ ), this matter known with of discriminant analysis (Otok, et. al., 2004). Third variable, approach of MARS yield mistake of smaller subdividing compared to with approach of CART, so also assess stability of accuracy of subdividing of Press's  $Q$ , MARS bigger than CART. This Matter indicates that approach of MARS for the case a classification of banking performance better than CART. Result of empiric also lay open that with approach of MARS, Gross Profit Rasio ( $X_1$ ) and Interest Margin on Loans ( $X_9$ ) representing variable influencing in banking performance prediksi with accuracy of classification equal to 88,8 % and predicted class "bank good performance" equal to 68.75 times from "bank bad performance". Therefore strategy able to be conducted by perpetrator of banking business so that can become bank with category "bank good performance" to improve interest income and control flower burden by deposit core which have low expense and manage the quality of asset. Besides also have to have ability to control the non interest of expense and create the source of earnings of non interest in the form of income based fee.

**Keywords:** Classification, RPR, MARS, Press's  $Q$

### Pendahuluan

Pasca krisis ekonomi mulai pertengahan tahun 1997, industri perbankan di Indonesia menghadapi persoalan yang paling parah, banyak bank mengalami kemerosotan kinerja akibat suku bunga simpanan yang jauh melampaui suku bunga kredit yang disalurkan dan juga selama ini pengelola bank cenderung

---

\* Staf Pengajar Jurusan Fisika FMIPA ITS Surabaya

mengabaikan resiko - resiko dan lebih berpikir jangka pendek. Sesuai dengan paradigma pengawasan yang dilakukan oleh bank Indonesia, pengelola bank harus merubah paradigmanya dalam mengelola bank untuk kelangsungan hidup bank yang dikelolanya.

Salah satu perubahan paradigma diperlukan suatu model yang dapat memberikan gambaran kinerja suatu bank dengan akurat, sehingga keberadaan model tersebut merupakan kebutuhan yang perlu diprioritaskan oleh dunia perbankan, yang dapat dijadikan acuan bagi pemilik dan pengelola bank dalam menentukan strategi perusahaan dalam jangka panjang. Dalam memprediksi kinerja perbankan di masa yang akan datang digunakan variabel rasio keuangan, yang meliputi *credit risk*, *liquidity risk*, *interest rate risk*, *operasional risk* dan *capital or solvency risk* dan beberapa rasio keuangan yang dapat secara spesifik menunjukkan kondisi perbankan di Indonesia. (Koch, 1995).

Portier (2001), beberapa metode nonparametrik untuk masalah klasifikasi yang berkembang adalah metode *Kernel*, *K-Nearest Neighbors*, *Classification and Regression Trees (CART)*, *Artificial Neural Network (ANN)*. Friedman (1991) memodifikasi keterbatasan yang dimiliki metode recursive partitioning regression, yang dikenal dengan MARS. Dalam pendekatan MARS, pembentukan dilakukan melalui dua tahap yaitu: (1) model dibangun dengan menambahkan fungsi basis *spline* (pengaruh utama, knots, atau interaksi) hingga diperoleh model yang jenuh. (2) dari model yang diperoleh dari tahap pertama, di keluarkan fungsi basis *spline* yang paling kecil kontribusinya sampai diperoleh model yang sesuai melalui kriteria yang ditentukan. Untuk itu perlu dikaji sistem monitoring (pengklasifikasi) perbankan "sehat" dan "tidak sehat" dengan pendekatan nonparametrik yaitu CART dan MARS berdasarkan variabel-variabel yang membedakan kelompok bank.

## Tinjauan Pustaka

### 1. Kinerja Perbankan

Penilaian kinerja perusahaan dengan menggunakan rasio-rasio keuangan memerlukan ukuran atau standar sebagai pembanding, salah satu pendekatan yaitu membandingkan rasio-rasio perusahaan dengan pola untuk industri atau lini usaha dimana perusahaan secara dominan beroperasi, dengan demikian perusahaan dapat membandingkan kinerja yang dimiliki dengan kinerja perusahaan lain dalam industri tersebut. Begitu pula bank dikatakan mempunyai kinerja yang baik apabila bank dikelola lebih baik dibanding bank lainnya, baik dalam mengelola resiko maupun upaya untuk mendapatkan return.

Weston and Thomas (1995), untuk menganalisis rasio-rasio keuangan: rasio-rasio harus dikelompokkan menjadi tiga kelompok, yaitu ukuran kinerja (*performance measures*), ukuran efisiensi operasi (*operating efficiency measures*), dan ukuran kebijakan keuangan (*financial policy measures*). Sedangkan Hempel, et. al. (1991), untuk melihat kinerja perbankan digunakan rasio-rasio yang dapat

memberi gambaran *risk* dan *return* (seperti: *Interest Margin*, *Net Margin*, *Return On Asset*, *Leverage Multiplier*, *Return On Equity*, *Liquidity Risk*, *Interest Rate Risk*, *Credit Risk*, *Capital Risk*). Selain itu untuk memprediksi kinerja bank di masa datang, bank harus mengetahui prestasi dan kegagalan, kekuatan dan kelemahan yang mungkin terjadi, oleh karena itu bank harus menganalisis semua aspek-aspek pokok yang berkaitan dengan kinerja termasuk pula mengukur modal yang dibutuhkan oleh bank.

Dalam memprediksi kinerja perbankan di masa yang akan datang digunakan variabel rasio keuangan, yang meliputi *credit risk*, *liquidity risk*, *interest rate risk*, *operasional risk* dan *capital or solvency risk* dan beberapa rasio keuangan yang dapat secara spesifik menunjukkan kondisi perbankan di Indonesia. Masalah pengelompokkan (klasifikasi) terjadi pada kinerja perbankan yang didasarkan beberapa metoda formal untuk pertimbangan situasi baru. Apabila ada kasus baru yang berhubungan dengan prosedur pengelompokkan, maka kasus baru tersebut didefinisikan pada kelompok mana atas dasar variabel yang diamati.

Dua hal dalam pemodelan statistik untuk permasalahan klasifikasi, yaitu statistik tradisional dan modern. Pertama, statistik tradisional dikembangkan oleh Fisher di tahun 1936 dikenal dengan diskriminan linier Fisher. Kedua, statistik modern, yang memanfaatkan fleksibilitas model, menduga suatu distribusi di dalam masing-masing kelas yang pada akhirnya menyediakan suatu aturan pengelompokkan. (Dillon, 1978, Sharma, 1996)

## 2. Classification and Regression Trees (CART)

Masalah pertama dalam pembentukan pohon adalah bagaimana menggunakan learning sample untuk menentukan pemilah biner. Ide paling mendasar adalah memilih masing-masing pemilah dari setiap himpunan bagian sehingga setiap himpunan bagian turunan menjadi lebih homogen dibanding dengan himpunan bagian induknya. Melakukan pemilahan yang dimulai dari ruang umum dengan cara memeriksa nilai-nilai variabel penjelas. Pemilahan dilakukan secara rekursif pada tiap simpul dengan cara sebagai berikut: mencari semua kemungkinan pemilahan pada tiap variabel penjelas, memilih "pemilahan terbaik" dari masing-masing variabel penjelas dan memilih "pemilahan terbaik" dari "kumpulan pemilahan terbaik" tersebut. "Pemilahan Terbaik" adalah pemilahan yang memaksimumkan ukuran kehomogenan di dalam masing-masing simpul anak relatif terhadap simpul induknya dan yang memaksimumkan ukuran pemisahan (*separation*) antara dua simpul anak tersebut.

Adapun aturan pemilahan menurut metodologi (*Classification and Regression Tree*) CART (Breiman, 1984) adalah sebagai berikut :

- Tiap pemilahan bergantung pada nilai yang hanya berasal dari satu variabel penjelas.
- Untuk variabel kontinyu  $x_j$ , jika ruang sampelnya berukuran  $n$  dan terdapat sebanyak-banyaknya  $n$  nilai amatan berbeda pada variabel  $x_j$ , maka akan terdapat sebanyak-banyaknya  $(n-1)$  split yang berbeda yang dibentuk oleh gugus pertanyaan {"Apakah  $x_j < c_i$  ?"}, dengan  $i = 1, 2, \dots, n-1$  dan  $c_i$  adalah

- nilai tengah-tengah antara dua nilai amatan variabel  $x_j$  berurutan yang berbeda.
- Untuk variabel penjelas kategorik, pemilahan yang terjadi berasal dari semua kemungkinan pemilahan berdasarkan terbentuknya dua anak gugus yang saling lepas (*disjoint*). Jika variabel  $x_j$  merupakan variabel kategorik nominal bertaraf  $L$ , maka akan ada  $2L-1-1$  pemilahan, sedangkan jika berupa variabel kategorik ordinal, maka akan ada  $L-1$  pemilahan yang mungkin.

Masalah timbul jika terdapat data hilang (*missing data*) pada satu atau beberapa amatan dalam variabel penjelas yang menjadi pemilah terbaik. Jika amatan yang datanya lengkap sudah dapat dikelompokkan berdasarkan batas pemilahan yang terjadi, maka amatan dengan data hilang tidak bisa segera dikelompokkan.

Salah satu pendekatan yang digunakan adalah menduga kelompok bagi amatan yang datanya hilang tersebut melalui variabel pengganti (*surrogate*) dimana amatan tersebut mempunyai data lengkap (Breiman, *et al.*, 1984). Setiap amatan yang mempunyai data hilang pada variabel pemilah akan dikelompokkan dengan menggunakan variabel pengganti yang pertama, jika variabel pengganti yang pertama tersebut masih memiliki data yang hilang maka akan dikelompokkan berdasarkan variabel pengganti yang kedua, demikian selanjutnya.

### 3. Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

Analisis regresi merupakan analisis statistika yang digunakan untuk melihat hubungan antara peubah respon dengan satu atau beberapa peubah penjelas (prediktor). Hubungan tersebut dinyatakan dalam model stokastik yang linier atau non linier. Pemilihan bentuk model berdasarkan pada pengetahuan sebelumnya atau melalui proses eksplorasi (misal pemulusan).

Apabila informasi yang tersedia tentang kurva regresi terbatas dan sulit membuat asumsi terhadap bentuk kurva regresi, maka bagian terbesar informasi terletak pada pola data. Oleh karena itu, untuk menduga kurva regresi dapat digunakan pendekatan regresi nonparametrik. Pada dekade terakhir, regresi non parametrik dikembangkan untuk memperoleh fleksibilitas dalam persoalan regresi untuk analisis data. Perkembangan ini didukung oleh kecanggihan teknologi komputer yang berkembang cepat.

*Recursive Partitioning Regression* (RPR) merupakan pendekatan dari fungsi  $f(X)$  yang tidak diketahui dengan:

$$\hat{f}(X) = \sum_{j=1}^S c_j(X) B_j(X) \quad (1)$$

dimana,  $B_j(x) = I[x \in R_j]$ ,  $I[\cdot]$  menunjukkan fungsi indikator yang mempunyai nilai 1 (satu) jika pernyataan benar ( $x \in R_j$ ) dan 0 (nol) jika salah,  $c_j(x)$  merupakan koefisien (konstanta) yang ditentukan dalam subregion.

Penentuan knots pada regresi dummy dilakukan secara manual, karena memiliki dimensi data yang rendah dan hal ini tidak akan mengalami kesulitan, sedangkan untuk data yang berdimensi tinggi terdapat kesulitan. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan model *Recursive Partition Regression* karena penentuan

knots tergantung (otomatis) dari data. Tetapi model ini masih terdapat kelemahan yaitu model yang dihasilkan tidak kontinu pada knots, dan untuk mengatasinya digunakan model MARS.

Model MARS selain penentuan knots yang dilakukan secara otomatis dari data, juga menghasilkan model yang kontinu pada knots. Pemilihan knots pada MARS menggunakan algoritma forward stepwise dan backward stepwise yang salah satunya didasarkan nilai Generalized Cross Validation (GCV) minimum. Model MARS dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})] \quad (2)$$

dimana:

- $a_0$  = basis fungsi induk
- $a_m$  = koefisien dari basis fungsi ke- $m$
- $M$  = maksimum basis fungsi (*nonconstant basis fungsi*)
- $K_m$  = derajat interaksi
- $s_{km}$  = nilainya 1
- $x_{v(k,m)}$  = variabel independen
- $t_{km}$  = nilai knots dari variabel independen  $x_{v(k,m)}$

Penjabaran dari Persamaan (2) dapat disajikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{f}(x) = & a_0 + \sum_{m=1}^M a_m [s_{1m} \cdot (x_{v(1,m)} - t_{1m})] \\ & + \sum_{m=1}^M a_m [s_{1m} \cdot (x_{v(1,m)} - t_{1m})][s_{2m} \cdot (x_{v(2,m)} - t_{2m})] \\ & + \sum_{m=1}^M a_m [s_{1m} \cdot (x_{v(1,m)} - t_{1m})][s_{2m} \cdot (x_{v(2,m)} - t_{2m})][s_{3m} \cdot (x_{v(3,m)} - t_{3m})] \\ & + \dots \end{aligned} \quad (3)$$

dan secara umum Persamaan (2) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{K_m=1} f_i(x_i) + \sum_{K_m=2} f_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{K_m=3} f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) + \dots \quad (4)$$

Persamaan (4), menunjukkan bahwa penjumlahan pertama meliputi semua basis fungsi untuk satu variabel, penjumlahan kedua meliputi semua basis fungsi untuk interaksi antara dua variabel, penjumlahan ketiga meliputi semua basis fungsi untuk interaksi antara tiga variabel dan seterusnya.

Misalkan  $V(m) = \{v(k, m)\}_{k=1}^{K_m}$  adalah himpunan dari variabel yang dihubungkan dengan basis fungsi  $B_m$  ke- $m$ , maka setiap penjumlahan pertama pada Persamaan (4) dapat dinyatakan sebagai:

$$f_i(x_i) = \sum_{\substack{K_m=1 \\ i \in V(m)}} a_m B_m(x_i) \quad (5)$$

$f_i(x_i)$  merupakan penjumlahan semua basis fungsi untuk satu variabel  $x_i$  dan merupakan spline dengan derajat  $q=1$  yang merepresentasikan fungsi univariat. Setiap fungsi bivariat pada Persamaan (4) dapat ditulis sebagai:

$$f_{ij}(x_i, x_j) = \sum_{\substack{K_m=2 \\ (i, j) \in V(m)}} a_m B_m(x_i, x_j) \quad (6)$$

yang merepresentasikan penjumlahan semua basis fungsi dua variabel  $x_i$  dan  $x_j$ . Penambahan ini untuk menghubungkan kontribusi univariat, yang dituliskan sebagai berikut:

$$f_{ij}^*(x_i, x_j) = f_i(x_i) + f_j(x_j) + f_{ij}(x_i, x_j) \quad (7)$$

Untuk fungsi trivariat pada penjumlahan yang ketiga diperoleh dengan menjumlahkan semua basis fungsi untuk tiga variabel, yang dituliskan sebagai berikut:

$$f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) = \sum_{\substack{K_m=3 \\ (i, j, k) \in V(m)}} a_m B_m(x_i, x_j, x_k) \quad (8)$$

Penambahan fungsi univariate dan bivariate mempunyai kontribusi dalam bentuk:

$$f_{ijk}^*(x_i, x_j, x_k) = f_i(x_i) + f_j(x_j) + f_k(x_k) + f_{ij}(x_i, x_j) + f_{ik}(x_i, x_k) + f_{jk}(x_j, x_k) + f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) \quad (9)$$

Persamaan (4) merupakan dekomposisi dari analisis varians untuk table kontingensi, yang dikenal dengan dekomposisi ANOVA dari model MARS.

Interpretasi model MARS melalui dekomposisi ANOVA adalah merepresentasikan variabel yang masuk dalam model, baik untuk satu variabel maupun interaksi antara variabel, selanjutnya merepresentasikan secara grafik. Penambahan aditif Persamaan (5) dapat ditunjukkan dengan membuat plot antara  $f_i(x_i)$  dengan  $x_i$  sebagai salah satu model aditif. Kontribusi interaksi antara dua variabel dapat divisualisasikan dengan membuat plot antara  $f_{ij}(x_i, x_j)$  dengan  $x_i$  dan  $x_j$  menggunakan countur plot. Model dengan interaksi yang lebih tinggi dalam visualisasi dapat dibuat dengan menggunakan plot dalam beberapa variabel fixed dengan variabel komplemen.

Pada model MARS, pemilihan model MARS dengan metode stepwise. Forward stepwise dilakukan untuk mendapatkan fungsi dengan jumlah basis

fungsi maksimum. Kriteria pemilihan basis fungsi pada forward adalah dengan meminimumkan *Average Sum Square Residual* (ASR). Untuk memenuhi konsep parsemoni (model sederhana) dilakukan backward stepwise yaitu memilih basis fungsi yang dihasilkan dari forward stepwise dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV). Nilai GCV didefinisikan sebagai berikut: (Freidman and Silverman, 1989).

$$LOF(\hat{f}_M) = GCV(M) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{C(M)}{N}\right]^2} \quad (10)$$

dimana:

LOF = loss of function

ASR =  $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2$  dan N = banyaknya pengamatan

C(M) = Trace[B(B'B)<sup>-1</sup>B'] + 1 adalah banyaknya parameter yang diestimasi

$\tilde{C}(M)$  = C(M) + d.M, nilai d yang terbaik berada dalam interval  $2 \leq d \leq 4$

#### 4. Press's Q

Sebagai statistik uji untuk mengetahui sejauh mana kelompok-kelompok ini dapat dipisahkan dengan menggunakan variabel yang ada mempunyai kestabilan dalam ketepatan pengelompokkan digunakan *Press's Q*, yang diformulasikan sebagai berikut: (Hair, *et.al.*, 1998)

$$Press's Q = \frac{[N - (nK)]^2}{N(K - 1)} \quad (11)$$

dimana: N = Jumlah Total sampel;

n = Jumlah individu yang tepat diklasifikasikan;

K = Jumlah kelompok

#### Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder, yaitu data publikasi rasio keuangan tahun 2000 Bank Indonesia. Oleh karena jumlah bank "sehat" dan "tidak sehat" tidak sama jumlahnya, maka penetapan sampel untuk tiap kelompok terdiri dari bank "sehat" 59 sampel dan bank "tidak sehat" 48 sampel. Sehingga jumlah sampel ada 107 bank dan klasifikasi perbankan didasarkan pemeringkat yang dilakukan Majalah Infobank tahun 2001. (Hidayati, 2002)

Adapun variabel-variabel yang dilibatkan dalam penelitian adalah variabel rasio-rasio keuangan perbankan yang terkait dengan profitabilitas, likuiditas, permodalan atau solvabilitas, resiko kredit, serta rasio yang berkaitan dengan program rekapitalisasi bank di Indonesia, yaitu *Gross Profit Margin* ( $X_1$ ), *Interest Margin on Loans* ( $X_9$ ) dan *Ratio Non Performing Loans to Total Loans* ( $X_{21}$ ). (Hidayati, 2002, Otok, dkk. 2004) Berdasarkan ketiga variabel tersebut dikaji dengan pendekatan CART dan MARS, khususnya masalah kesalahan klasifikasi dan kestabilan ketepatan pengelompokkan.

## Analisis dan Pembahasan

Perbaikan kinerja perbankan tidak terlepas dari berbagai langkah kebijakan yang telah ditempuh dalam restrukturisasi perbankan nasional, serta didukung pula oleh perbaikan kondisi makro ekonomi secara keseluruhan. Walaupun demikian, dalam hal penyaluran kredit, perbankan masih melihat tingginya resiko dunia usaha.

Oleh karena pengukuran kinerja perbankan ditentukan oleh kemampuan manajemen mengelola resiko yang tepat, maka memerlukan suatu model yang dapat menggambarkan kinerja perbankan dengan akurat. Keberadaan model guna memprediksi kinerja bank di masa mendatang yang didasarkan oleh variabel rasio-rasio keuangan merupakan langkah penting untuk menetapkan perencanaan untuk memperbaiki kinerja keuangan di masa yang akan datang.

Model yang melibatkan variabel dependen kategorik diantaranya adalah CART dan MARS. Lebih rinci mengenai pengelompokkan kinerja perbankan dengan pendekatan CART dan MARS yang melibatkan tiga variabel yang mempengaruhi dijelaskan sebagai berikut.

Tingkat ketepatan prediksi model dengan pendekatan CART untuk mengelompokkan Kinerja Bank Sehat dan Kinerja Bank Tidak Sehat yang dipengaruhi tiga variabel (*Gross Profit Margin* ( $X_1$ ), *Interest Margin on Loans* ( $X_9$ ) dan *Ratio Non Performing Loans to Total Loans* ( $X_{21}$ )) secara keseluruhan sebesar 86.9%. Secara individu (masing-masing kinerja bank), untuk kinerja Bank Sehat mempunyai ketepatan prediksi dalam pengelompokkan sebesar 89.8% dan pada kinerja Bank Tidak Sehat mempunyai ketepatan prediksi dalam pengelompokkan sebesar 83.3%. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.



**Tabel 1**  
**Hasil Klasifikasi Kinerja Bank Dengan CART**

Klasifikasi Kinerja Bank Sebenarnya	Klasifikasi Kinerja Bank Prediksi		Total
	Kinerja Bank Sehat	Kinerja Bank Tidak Sehat	
Kinerja Bank Sehat	53 89.8%	6 10.2%	59 100%
Kinerja Bank Tidak Sehat	8 16.7%	40 83.3%	48 100%

Berdasarkan Tabel 1, dapat ditunjukkan akurasi mengenai presentasi ketepatan pengklasifikasian dengan perhitungan Press's Q sebagai berikut:

$$\text{Press}'Q = \frac{[N - (nK)]^2}{N(K - 1)} = \frac{[107 - (93 \times 2)]^2}{107(2 - 1)} = 58.33$$

Nilai Press'Q = 58.33 dibandingkan  $\chi^2_{1,0.05} = 3.841$ , ternyata nilai Press'Q lebih besar dari nilai chi-square tabel ( $\chi^2_{1,0.05}$ ), sehingga keakuratan pengklasifikasian Kinerja Bank dengan pendekatan CART adalah konsisten. Selain itu juga ditunjukkan bahwa prediksi kinerja Bank Sehat sebesar 44.17 kali dari kinerja Bank Tidak Sehat.

Pengelompokkan dengan pendekatan MARS selain diperoleh ketepatan klasifikasi juga diketahui fungsi pembeda. Adapun fungsi pengelompokkan dalam membedakan 'Kinerja Bank Sehat' dan 'Kinerja Bank Tidak Sehat' adalah sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = 1.013 + 1.932 \text{ BF1} + 9.595 \text{ BF2} - 9.663 \text{ BF3}$$

dimana:

$$\text{BF1} = (0.148 + X_9)$$

$$\text{BF2} = (X_1 - 0.881)$$

$$\text{BF3} = (X_{21} - 0.962)$$

$$X_1 = \text{Gross Profit Margin}$$

$$X_9 = \text{Interest Margin on Loans}$$

$$X_{21} = \text{Non Performing Loans to Total Loans}$$

Persamaan tersebut, menunjukkan bahwa  $X_1 = \text{Gross Profit Margin}$  merupakan variabel yang penting pertama dengan kontribusi 100 persen dalam pengelompokkan kinerja bank, selanjutnya  $X_9 = \text{Interest Margin on Loans}$  merupakan variabel yang penting kedua dengan kontribusi 15.75 persen, dan  $X_{21}$  merupakan variabel yang tidak memberikan kontribusi dalam membedakan pengelompokkan kinerja bank.

Sedangkan tingkat ketepatan prediksi model dengan MARS untuk mengelompokkan Kinerja Bank Sehat dan Kinerja Bank Tidak Sehat berdasarkan fungsi pembeda diatas, secara keseluruhan sebesar 88.8%, sedangkan pada

Kinerja Bank Sehat sebesar 93.2% dan pada Kinerja Bank Tidak Sehat sebesar 83.3%. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

**Tabel 2**  
**Hasil Klasifikasi Kinerja Bank Dengan MARS**

Klasifikasi Kinerja Bank Sebenarnya	Klasifikasi Kinerja Bank Prediksi		Total
	Kinerja Bank Sehat	Kinerja Bank Tidak Sehat	
Kinerja Bank Sehat	55 93.2%	4 6.8%	59 100%
Kinerja Bank Tidak Sehat	8 16.7%	40 83.3%	48 100%

Berdasarkan Tabel 1, dapat ditunjukkan akurasi mengenai presentasi ketepatan pengklasifikasian dengan perhitungan Press's Q sebagai berikut:

$$\text{Press'Q} = \frac{[N - (nK)]^2}{N(K-1)} = \frac{[107 - (95 \times 2)]^2}{107(2-1)} = 64.38$$

Nilai Press'Q = 64.38 dibandingkan  $\chi^2_{1,0.05} = 3.841$ , ternyata nilai Press'Q lebih besar dari nilai *chi-square* tabel ( $\chi^2_{1,0.05}$ ), sehingga keakuratan pengklasifikasian Kinerja Bank dengan pendekatan MARS adalah konsisten. Selain itu juga ditunjukkan bahwa prediksi kinerja Bank Sehat sebesar 68.75 kali dari kinerja Bank Tidak Sehat.

Secara ringkas hasil ketepatan dan kesalahan klasifikasi pada kedua metode dapat disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3**  
**Ketepatan dan Kesalahan Klasifikasi Dengan CART dan MARS**

Metode	Ketepatan Klasifikasi (%)	Kesalahan Klasifikasi (%)	Ketepatan Kelompok (%)		Press-Q	Odds-Ratio
			Kinerja Bank Sehat	Kinerja Bank Tdk Sehat		
CART	86.9	13.1	53 (89.8)	40 (83.3)	58.33	44.17
MARS	88.8	11.2	55 (93.2)	40 (83.3)	64.38	68.75

Sumber: Data diolah

Berdasarkan pada Tabel 3 diatas, pengelompokkan dengan pendekatan CART mampu menerangkan ketepatan klasifikasi pada kelompok 'Kinerja Bank Sehat' dan 'Kinerja Bank Tidak Sehat' sebesar 86.9 persen dan kesalahan sebesar 13.1 persen. Tingkat ketepatan prediksi model untuk mengelompokkan 'Kinerja Bank

Sehat' secara keseluruhan 89.8 persen (53 dari 59), dan 'Kinerja Bank Tidak Sehat' secara keseluruhan 83.3 persen (40 dari 48).

Sedangkan pengelompokkan dengan pendekatan MARS mampu menerangkan ketepatan klasifikasi pada kelompok 'Kinerja Bank Sehat' dan 'Kinerja Bank Tidak Sehat' sebesar 88.8 persen dan kesalahan sebesar 11.2 persen. Tingkat ketepatan prediksi model untuk mengelompokkan 'Kinerja Bank Sehat' secara keseluruhan 93.2 persen (55 dari 59), dan 'Kinerja Bank Tidak Sehat' secara keseluruhan 83.3 persen (40 dari 48).

Kesalahan pengklasifikasian pada kedua metode diatas terjadi karena beberapa variabel, yaitu *Gross Profit Margin* ( $X_1$ ) dan *Interest Margin on Loans* ( $X_9$ ). Oleh karena itu strategi yang dapat dilakukan oleh pelaku bisnis perbankan agar dapat menjadi bank dengan kategori "Bank Sehat" adalah meningkatkan pendapatan bunga dan mengendalikan beban bunga dengan cara *core deposit* yang berbiaya rendah dan mengelola kualitas asset. Selain itu juga harus mempunyai kemampuan untuk mengendalikan *non interest expense* dan menciptakan sumber pendapatan *non interest* berupa *fee based income*.

Untuk kriteria kestabilan pengelompokkan dengan *Press-Q*, pendekatan MARS memberikan nilai yang lebih besar dibanding pendekatan CART. Nilai *Press-Q* sebesar 64.38 dan 58.33 lebih besar dari  $\chi^2_{(0.05, 2)} = 5.99$ , yang berarti ketepatan klasifikasi signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa hasil pengelompokkan dengan metode MARS lebih stabil dalam memprediksi kinerja sebuah bank yang baru.

## Simpulan

Model prediksi kinerja perbankan dengan analisis diskriminan mempunyai ketepatan sebesar 83,6 persen dengan variabel pembeda antara kelompok adalah *Gross Profit Rasio* ( $X_1$ ), *Interest Margin on Loans* ( $X_9$ ) dan *Non Performing Loans to Total Loans* ( $X_{21}$ ) (Hidayati, 2002, Otok, dkk, 2004). Sedangkan pada pendekatan MARS, hanya dua variabel *Gross Profit Rasio* ( $X_1$ ) dan *Interest Margin on Loans* ( $X_9$ ) yang memberikan kontribusi dalam membedakan pengelompokkan kinerja perbankan.

Ketepatan pengelompokkan kinerja perbankan dengan pendekatan MARS mempunyai ketepatan sebesar 88.8 persen, sedangkan dengan pendekatan CART sebesar 86.9 persen. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan MARS lebih baik dibanding dengan analisis CART maupun diskriminan linear Fisher, tetapi pada kasus ini asumsi multivariate normal dan matriks varians kovarians telah terpenuhi, maka dengan analisis diskriminan dapat diperoleh variabel pembeda pada kelompok dan sekaligus ketepatan klasifikasi kinerja perbankan serta fungsi diskriminan yang diperoleh mudah diinterpretasikan untuk menjelaskan keterkaitan prediksi kedepan dalam pengelompokkan dan hal ini belum ditemui pada pendekatan MARS dan CART, meskipun dalam MARS sudah diperoleh fungsi pembeda. Prediksi kinerja Bank Sehat sebesar 44.17 kali dari kinerja Bank Tidak Sehat dengan pendekatan CART, sedangkan dengan pendekatan MARS, prediksi kinerja Bank Sehat sebesar 68.75 kali dari kinerja Bank Tidak Sehat.

### Daftar Pustaka

- Agresti, A. (1990). *Categorical Data Analysis*, John Wiley and Sons, New York.
- Buja, A. Duffy, D. Hastie, T. and Tibshirani, R. (2001). *Multivariate adaptive regression splines* (with discussion).
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R.A. and Stone, C. (1984). *Classification and Regression Tress*, Wadsworth, Belmont, CA.
- Chatfield, C., and Collins, A.J., (1980). *Introduction to Multivariate Analysis*, Chapman and Hall, New York.
- Dillon, W.R. and M. Goldstein, (1978). On the Performance of Some Multinomial Classification Rules, *Journal of American Statistical Association*, **73**, pp.305-313
- Friedman, J.H. (1990). Estimating functions of mixed ordinal and categorical variables using multivariate adaptive regression splines. *Technical Report LCS 107*, Statistics Department, Stanford University.
- Friedman, J.H. and Silverman, B.W. (1989). Flexible parsimony smoothing and additive modeling. *Technometrics*, **31**, 3 – 39.
- \_\_\_\_\_, (1991). *Multivariate Adaptive Regression Splines (With Discussion)*. Stanford California 94309.
- Habbema, J.D.F, (1976). Multivariate Discrimination Method for Top Quark Analysis, *Technometrics*, **39**, 91-99.
- Hair J.F., Rolph E. Anderson, Ronald L. Tatham, William C. Black. (1998). *Multivariate Data Analysis*. Fifth Edition, Prentice Hall International, Inc.
- Hempel, Goerge W., Donald G.S. (1991). *Bank Financial Management*, John Wiley & Sons, Canada.
- Hidayati, A. (2002). *Formulasi Model Prediksi Kinerja Perbankan Di Indonesia menggunakan Analisis Diskriminan dan Pengaruh Variabel Independen Dalam Model Terhadap Perubahan Relative Laba Bank*, Tesis, Universitas Airlangga. (Tidak Dipublikasi)
- Johnson RA and Wichern DW. (1992). *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Koch, T.W. (1995). *Bank Management*. Orlando: The Dryden Press.
- Otok, B.W., Guritno, S. and Subanar. (2004). Analisis Diskriminan dan MARS untuk Klasifikasi Perbankan di Indonesia. Seminar FKMS3MI ke II, UGM, Yogyakarta.
- Pattula, Herry. (1998). Apa Kata Para Direktur Bank tentang Bisnis Mereka?, *Swa Sembada*. (No. 15/XIV/23 Juli – 5 Agustus): 44.
- Portier, K.M, (2001), *Multivariate Statistical Methods*, STA4702/5701.

Porter, Michel. (1991). Toward A Dynamic Theory of Strategy. *Management Journal*, p. 95.

Rose, Peter S. (1996). *Commerical Bank Management*. Chicago: Irwin Group. Inc.

Sahajwala, Ranjana, Paul Van Bergh. (2000). Supervisor Risk Assesmenr and Early Warning System. *Basel Committee on Banking Supervision Switzerland, Working Paper No 4*. p.13.

Schreer, J.F., O'Hara, H. and Kovacs, K.M. (1998). Classification of Dive Profiles: A Comparison of Statistical Clustering Techniques and Unsupervised Artificial Neural Network. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 3, Number 4, pages. 383-404

Sharma, S. (1996) . *Applied Multivariate Techniques*, John Wiley & Sons, Inc.  
Weston, J.E and Thomas, E.C. (1995). *Manajemen Keuangan*, Jilid I, edisi ke Sembilan, Binarupa Aksara, Jakarta.